# 法政大学学術機関リポジトリ

## HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-01-15

# 非破壊検査におけるトモシンセシス技術の応 用

Shiina, Hiroki / 椎名, 大樹

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院理工学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要.理工学研究科編
(巻 / Volume)
64
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
6
(発行年 / Year)
2023-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00026399

## 非破壊検査における トモシンセシス技術の応用

Application of Tomosynthesis Technology in Non-Destructive Inspection Imaging

## 椎名大樹 Hiroki Shiina 指導教員 尾川浩一

#### 法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

In non-destructive inspection of substrates, a technique called X-ray tomosynthesis method has made it possible to inspect sliced layers. But inspection of precision machine substrate by a non-destructive inspection may miss small defective parts by the effect of pins for cooling process. The purpose of this study is to eliminate the effect of pins in substrate inspection and to improve image quality. The paper reviews the results of a rolling ball method, simple calculation method, band pass filter method, and deep image prior for removing pins. In addition, this paper also proposed that small defectives areas be made higher resolution by a super-resolution technique. Comparing the resultant images, the band-pass filtered reconstructed images showed the best results. In addition, super-resolution by machine learning was also found to be effective in improving image quality. *Key Words : non-destructive inspection, machine learning, super-resolution* 

## 1. はじめに

非破壊検査では物体の状態を変化させることなく,非 接触で物体の内部を検査することができる.この検査方 法は工業製品の検査や,建築物に対する検査などさまざ まな用途に利用されている.非破壊検査における方式と しては、超音波検査,X線検査,磁気検査,放電現象検査な どがある.それぞれの検査は,音波や磁気,投影による画 像化によって検査対象の欠陥を発見することができる. また,一見しただけでは判断することができない画像も 画像処理を施すことによって細かい異常も発見すること ができるようになる.

この画像処理には機械学習が用いられている例もある. 非破壊検査に関してはビルの材料の異なるタイルの ひび検査[1]や、コンクリート内部の空隙検査[2]などに 使用されている. ひび検査に関しては音が使用される機 械学習、そして空隙検査の場合、X線投影による画像を使 用した CNN がそれぞれ利用されている. また、医療分野に おける使用例としては、U-Net を用いた SPECT 画像の画質 改善やコーンビームCT による画像のノイズ除去などに使 用されている.

本研究で対象とする精密機械に用いる基板に対する検 査には、はんだ部と基板接合界面での面積比較・形状比較 検査、IGBT(パワーモジュール)放熱Pinフィン情報除去検 査などがある.これらの検査により基板上面の細かな異 常である,フィルムを貼る際に生じてしまう気泡や,はん だ不良(接続に用いるためのはんだが正常に接着してい ない状態),そしてブリッジ不良(隣接したはんだ同士が 接触してつながってしまう状態)などを視認することで 基板界面における検査をおこなっている.しかし,通常の X線投影では基板の裏側にあるチップなどが映り込んで しまい検査したい基板表面の画像がうまく映らない場合 がある.FX-300tRX2/LL[3]ではX線ステレオ方式を用いる ことで裏面のチップをキャンセルできるようになり,特 定のスライス面における検査が可能になった.

#### 2. X線ステレオ方式

X線ステレオ方式は,医療画像診断において乳房の検査の画像再構成法であるトモシンセシスを応用している.

X線ステレオ方式は、物体に対してX線の入射角を変化 させながら撮影する. CT のような物体に対して一周させ るような通常の投影方法と違い、トモシンセシスは限定角 度のみで投影を行うため、従来のX線 CT 方式と比較して 検査時間の大幅な短縮、装置のサイズ、コストなど様々な 点において優れた効果がある.撮影された投影画像は対象 の全ての内部の情報を持っているが、このままだと本来検 査したい部分のみの画像が得られないため shift-and-add 法を用いて、基板のスライス断面の画像を再構成する.



## 3. 研究目的

X線ステレオ方式によって基板スライス面の検査が可 能になったが、この方式を使用して画像を再構成すると そのスライスに存在しないはずの裏面のピンの影が残っ てしまう.それによって検査においてその異常を視認す る際に影が邪魔になってしまい、検査の正確性が低下し てしまう恐れがある.そこで、上記画像処理や機械学習使 用例を参考にし、精密機械基板におけるはんだまくら不 良や気泡の抽出を行うためのピンの除去手法の検討、お よび不良部分における超解像による画質改善手法を提案 する.

元となる投影画像は,基板の検査において実機で使用 される条件を用いた.以下に投影時のジオメトリと投影 条件を示す.



図2 投影時のジオメトリ

Table1 投影条件

検査領域	38.5mm×6.0mm×48.7mm		
検出器サイズ	114.9mm×145.4mm		
X 線源軌道	y 軸中心の楕円軌道		
軌道半径(x, z)	(31.6mm, 43.0mm)		
投影数	40		
ピクセルサイズ	74.8 µ m		
xz 面と線源の距離	59.6mm		
xz 面と検出器の距離	54.3mm		

検査領域内には基板が配置されている. 検出器サイズ は 114.9mm×145.4mm であるが, ピクセルサイズが 74.8μ m なのでピクセル数で表すと 1536×1944pixels となる.

以下に実機により得られた投影画像を示す.



図3 実機で得られた基板投影画像 (a) 投影角度0度, (b) 投影角度90度

検査によって得られた正常投影画像と異常のある投影 画像を用いて shift-and-add 法による画像再構成を行っ た結果を図4に示す.

20 スライス目には気泡の異常が現れている.42 スライ ス目にはチップ部分にはんだ不良が存在するがうまく視 認できない.

## 4. シミュレーション内容

#### (1) CNN のためのデータセット作成

教師データとして、256×256[pixels]の基板投影画像 を 180 枚用意した.これは元々の検出器のサイズである 1536×1944[pixels]をそのプログラム内にて縮小するこ とで作成した.また、モデルに合わせて画素値が[0:1]の 範囲になるように正規化を行った.教師データは真の画 像が存在しないため、基板に使用されている素材と同じ の銅板を投影した画像を使用した.訓練画像と教師デー タで計 540 枚のデータを作成し、そのうち 90%を訓練デ ータ、10%を検証データとした.条件は、エポック数が 200、 バッチ数は 64、損失関数は Mean Squared Error (MSE)、最 適化アルゴリズムは Adam を使用した.





## (2)ピンの除去法

#### a) Rolling Ball

基板投影画像に対して半径 100[pixels]の円を想定しピンの除去を行った.画像の上に円を転がすようにし,その 円が通った箇所を補正後の画素値とした.これにより穴の 空いたようなピンの部分を除去した.これを 40 投影分行 い,それらを用いて shift-and-add 法によってスライス面の 画像再構成を行った.

## b) 単純な計算

単純な計算によるピンの除去手順について説明する.

- ① まずピンのみの画像に対して閾値処理をかけることでピン部分のマスク画像を作成する.今回の投影画像は明るい箇所が投影角度ごとに異なっているので,この時に作成したマスク画像にDilation(膨張)処理をかけることでピン部分を完全に覆うようにする.
- 2 投影画像に対して,半径100pixelの大きさの円を想 定した Rolling Ball をかけ,ピンを埋めた画像を作 成する.
- ③ ①で作成したマスク画像と②で作成した画像で AND 処理をかける.これによりピン部分のみ画素 値がある画像を作成する.
- ④ 元の投影画像と③で作成した画像で MAX 処理を かける.

これによりピン部分の平滑化ができる.Rolling Ball は投 影画像全体に平滑化をかけ全ての画素値を変化させるが, この方法による処理はピン部分のみの画素値を変化させ ているため,より信頼性の高い画像が取得できる.上記手順を40投影分行い,それらを用いて shift-and-add 法によってスライス面の画像再構成を行った.

## c) バンドパスフィルタ

今回検出したい異常ははんだ不良や気泡のような画像 のコントラストが低い部分であるため,帯域通過フィルタ であるバンドパスフィルタが有効でありこれを試みた.

まず異常のある基板投影画像を用いて shift-and-add 法 によって画像再構成を行った.この再構成画像にバンドパ スフィルタをかけていく.再構成画像をフーリエ変換によ り周波数成分に変換し,カットオフ周波数を $f_0 = 2Hz$ ,  $f_1 = 50Hz$ として設定しフィルタリングを行った.その後 逆フーリエ変換により元の画像に戻した.

#### d) Deep Image Prior

Deep Image Prior(DIP)[4]は正解ラベルとなる画像を使 わずにデノイジングできる手法である.ノイズのようなラ ンダム生成された画像と通常の画像は,自然の画像の方が 誤差を小さくする速度,つまり学習速度が速く綺麗な画像 に速く収束できる.この学習速度の差を利用して,ノイズ を学習する前に学習を止めることでノイズを含まない綺麗な画像が出力することができるという内容である.

異常のある基板投影画像を中心部分 1024×1024pixels に切り取る.切り取った画像とb)で作成したマスク画像を 用いてピン部分を覆う形で入力画像とした.画像の構築に は CNN の構造が必要であるため U-Net[5]を参考にした. この処理を40投影分行い出力された投影画像を shift-andadd 法で再構成した.

## (3) 超解像

超解像は、解像度の低い観測された画像では正しく表現 できない高周波成分の情報を復元する技術である.細かい はんだ不良を検知するために,異常点の解像度を上げるこ とを試みた.学習型の超解像処理は大量の画像から高解像 度化に必要な特徴量を学習し,それを用いて低解像度画像 から高解像度画像を生成する技術である.今回は GAN ベ ースの手法である SwinIR[6]と Real-ESRGAN[7],そして拡 散 ベ ー ス で あ る Super-Resolution via Iterative Refinement(SR3)を用いて超解像を行った.今回モデルは DIV2K[8]や OutdoorSceneTraining[9]による学習済みモデ ルを使用した.

異常のある投影画像を入力画像として学習済みネット ワークにて超解像を行った.入力画像ははんだ不良のある 42 スライス目画像を使用し,1536×1944pixels の画像を 6144×7776pixels にして解像度を高めた.異常部分を拡大 し比較を行った.

## 5. 結果と考察

## (1) ピンの除去

Rolling Ball によるピンの除去を行った投影画像による 再構成画像,単純な計算によるピンの除去を行った投影画 像による再構成画像,バンドパスフィルタにより異常を検 出しやすくした再構成画像,Deep Image Prior によってピンの除去を行った再構成画像を以下に示す.



図5 補正法の比較(20スライス目)(a)Rolling Ball による補正再構成画像,(b)単純な計算による補正再構成 画像,(c)バンドパスフィルタをかけた再構成画 像,(d)Deep Image Prior による補正再構成画像

まず,20 スライス目は気泡の異常が多く出ているスラ イスである.Rolling Ball による補正は,基板の構造が見え ないほど再構成画像はぼやけてしまった.次に単純な計算 による補正画像も基板構造が失われてしまった.最後にバ ンドパスフィルタによる補正と Deep Image Prior による補 正はその基板構造,そして気泡部分もはっきりと視認でき るほどの画像が出力された.

次に 42 スライス目の再構成画像を示す.42 スライス目 ははんだ不良が現れているスライスである.



図 6 補正法の比較(42 スライス目)(a)Rolling Ball による補間再構成画像,(b)単純な計算による補間再構成 画像,(c)バンドパスフィルタをかけた再構成画 像,(d)Deep Image Prior による補間再構成画像

バンドパスフィルタによる補正と Deep Image Prior に よる補正は基板構造をとどめていた.チップ部分に関して は拡大しないと確認できないため,以下に不良のあるチッ プ部分の拡大画像と示す.また不良部分と背景であるチッ プ部分のコントラスト比を評価値として使用する.コント ラスト比は対象画素値を a,背景画素値を b としたとき,

$$\frac{b-a}{b} \times 100(\%) \tag{1}$$



図7 右上チップの、補正なし再構成画像とそのプロフ ァイル(上)、バンドパスフィルタによる補正画像とその プロファイル(中央)、Deep Image Prior による補正画像 とそのプロファイル(下)

Table 2 相木画像一文十八十九				
	不良部分画	背景画素値	コントラス	
	素値		下比	
補正なし画	132.343	164.651	19.622	
像				
バンドパス	90.630	132.773	31.740	
フィルタ				
Deep Image	106.765	124.314	14.117	
Prior				

Table 2 結果画像コントラスト比

大きい不良部分に関しては両方とも再構成できている が,さらに細かい部分についての再構成は Deep Image Prior による再構成よりバンドパスフィルタによる鮮明化 の方がはっきりと再構成できていることが確認できた.ま た,バンドパスフィルタによる補正は補正なし画像よりコ ントラスト比が高く,視認性が向上していることが確認で きた. 続いて左上のチップを拡大したものとプロファイルを 以下に示す.



図8 左上チップの、補正なし再構成画像とそのプロフ ァイル(上), Deep Image Prior による補正画像とそのプ ロファイル(下)

Deep Image Prior による補正画像では本来のチップには 見られない線状の構造が確認できた.これはこの補正方法 がマスク部分の補間をする際に,その周辺画素から情報を 予測するため,このチップ上部の基板構造が延長される形 で修復されてしまったと考えられる.

(2) 超解像による高解像度画像結果

それぞれの超解像手法による結果画像を以下に示す.



図 9 (a) 補正なし再構成チップ画像, (b) SR3 による超 解像チップ画像, (c) SwinIR による超解像チップ画 像, (d) Real-ESRGAN による超解像チップ画像

補正なし再構成画像のチップ部分のサイズは 64× 64pixels であったが超解像後はいずれもそのサイズは4倍 に拡大した。SR3 による超解像は高周波成分である梨状 テクスチャがあらわれた.チップの構造自体は SwinIR に よるものより Real-ESRGAN による画像の方がより詳細 な画像が出力されたことが確認できた.以下に左中央部の 不良部分を通った補正なし画像のプロファイルと Real-ESRGAN による画像のプロファイルを示す.



図 10 補正なしチップ画像のプロファイル y=96(上), Real-ESRGAN による補正チップ画像のプロファ イル y=335(下)

同じ領域のコントラスト比はそれぞれ 19.662%, 22.563%となり高くなり,また高周波成分を復元したこと で不良部分の境目のエッジが立ち視認性が向上した.

#### 6. まとめ

本研究では、精密機械基板検査において画像処理や機 械学習を用いてその有用性を実機によって得られたデー タをもとに比較し検証した.結果としてバンドパスフィ ルタや超解像による高解像度化によって異常部分を鮮明 化させ、視覚的に検知しやすくなった.

謝辞:本研究にあたり,全般にわたりご指導をしていただ きました尾川浩一教授,また,随所でご教示いただいた尾 川研究室の皆様方に感謝いたします.

#### 参考文献

- Fukumura, T., Aratame, H., Ito, A., Koike, M., Hibino, K., & Kawamura, Y. (2020). An Efficient Learning Method for Sound Classification using Transfer Learning for Hammering Test. *2020 IEEE Sensors*, 1-4.
- 2) L. Ali, N. K. Valappil, D. N. A. Kareem, M. J. John and H. Al Jassmi. (2019). Pavement Crack Detection and Localization using Convolutional Neural Networks (CNNs). Sharjah, United Arab Emirates, 2019, pp. 217-221.
- 3)"「X 線ステレオ方式」3次元X線自動検査装置 FX-300tRX2","http://i-bit.co.jp/products/FX-

300tRX2.html"2023年2月8日アクセス.

- Ulyanov, D., Vedaldi, A., and Lempitsky, V.S. (2017). Deep Image Prior. International Journal of Computer Vision, 128, 1867-1888.
- 5) Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. ArXiv, abs/1505.04597.
- 6) Liang, J., Cao, J., Sun, G., Zhang, K., Gool, L.V., & Timofte, R. (2021). SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 1833-1844.
- 7) Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 1905-1914.
- 8) Agustsson, E., & Timofte, R. (2017). NTIRE 2017 Challenge on Single Image Super-Resolution: Dataset and Study. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 1122-1131.
- 9) Wang, X., Yu, K., Dong, C., & Loy, C.C. (2018). Recovering Realistic Texture in Image Super-Resolution by Deep Spatial Feature Transform. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 606-615.